

# 基于神经网络的ICF康复组合评定量化标准功能分级算法模型构建及其验证\*

于佳妮<sup>1,2</sup> 贾西平<sup>3</sup> 马先盛<sup>3</sup> 谢莉<sup>4</sup> 沈威<sup>5</sup> 李涛<sup>6</sup>  
赵嘉培<sup>7</sup> 李浩<sup>8</sup> 杨幸华<sup>9</sup> 黄伟新<sup>1,2</sup> 董红琳<sup>4</sup> 贺灵慧<sup>5</sup>  
刘晨<sup>5</sup> 江潭耀<sup>6</sup> 吕媛浩<sup>6</sup> 罗倩<sup>7</sup> 燕铁斌<sup>2,10</sup>

## 摘要

**目的:**利用人工智能神经网络方式构建ICF康复组合(ICF-RS)评定量化标准总体及三个维度(身体功能、活动、参与)功能分级的算法模型,为应用ICF-RS评定量化标准进行数据分析及功能分级提供解决方案。

**方法:**本研究利用中文版ICF-RS评定量化标准,通过多中心合作,采用分层比例抽样的方法收集了6家已开展ICF-RS评定量化标准临床应用的康复医学科住院患者ICF-RS数据,以多个专家对同一患者的方式获取ICF-RS评定量化标准三个维度及整体功能状况的等级评价结果。借助于神经网络算法构建ICF-RS评定量化标准的各维度及整体功能分级模型,采用计算机k折交叉验证法选择最优模型参数,并计算模型预测受试者工作特征曲线[receiver operating characteristic(ROC) curve]下面积(area under ROC curve, AUC)、准确率(accuracy, ACC)和F1分数(F1-score)。模型构建后,再通过专家和患者一对一的方式收集100例ICF-RS数据用于对已建立的模型进行临床再测试,通过计算ROC、AUC、ACC和F1对模型性能进行评价。

**结果:**共收集584例住院患者的ICF-RS数据,其中484例数据用于构建及验证模型,100例数据用于测试模型的预测性能。根据k折交叉验证法结果显示,身体功能维度、活动维度、参与维度及整体ICF-RS功能分级模型的AUC分别是89.00%、92.00%、87.00%和87.00%,ACC分别达到75.19%、78.10%、72.91%和73.53%,F1分别是73.68%、77.04%、69.28%、58.95%。在模型建立后将重新收集到的100例ICF-RS数据输入模型计算,发现各模型ROC曲线良好,AUC分别是89.04%、91.81%、86.85%、86.89%,ACC分别是64.00%、72.00%、61.00%、65.00%,F1分别是48.30%、59.95%、64.06%、49.35%。

**结论:**基于神经网络建立的ICF-RS整体及各维度功能分级算法模型对ICF-RS数据的功能等级预测准确率良好,预测价值较高,具有良好的临床应用价值。

**关键词** 国际功能、残疾和健康分类康复组合;机器学习;神经网络;功能分级

**中图分类号:**R49 **文献标识码:**A **文章编号:**1001-1242(2022)-10-1347-07

**Establishment and verification of ICF-RS assessment and quantification standard functional grading model based on neural network/YU Jiani, JIA Xiping, MA Xiansheng, et al./Chinese Journal of Rehabilitation Medicine, 2022, 37(10): 1347—1353**

## Abstract

**Objective:** To establish the functional classification models of ICF-RS and three dimensions (body functions, activities and participation) based on neural network, and to provide a solution for data analysis and functional evaluation by ICF-RS assessment and quantification standard.

**Method:** The Chinese version of ICF-RS assessment and quantitative criteria was used to collect ICF-RS data

DOI:10.3969/j.issn.1001-1242.2022.10.009

\*基金项目:教育部创新促教基金项目(2018A01026);国家自然科学基金面上项目(82272614);国家自然科学基金青年项目(82104964)

1 广州中医药大学第二附属医院,广州,510120; 2 中山大学孙逸仙纪念医院; 3 广东技术师范大学; 4 运城市第三医院; 5 广东三九脑科医院; 6 广东祈福医院; 7 厦门市第五医院; 8 华中科技大学协和深圳医院; 9 广东省工伤康复医院; 10 通讯作者

第一作者简介:于佳妮,女,博士,主治医师; 收稿日期:2022-05-20

of inpatients in rehabilitation medicine departments by stratified proportional sampling method from 6 different medical institutions through multi-center cooperation, and the functional classification results of three dimensions and overall of the same patient were obtained by multiple experts. At the same time, the functional classification model of ICF-RS for each dimension and overall were established by using neural network. K-fold cross validation was used to select the optimal model parameters and calculate the model Area under ROC curve(AUC), Accuracy and F1-score. After models were built, 100 ICF-RS data collected by experts and patients in a one-to-one manner were input into the models. The performance of models were tested by Receiver Operating Characteristic(ROC) curve, AUC, ACC and F1.

**Result:** We collected a total of 584 inpatients' ICF-RS data, in which 484 ICF-RS data were used to establish and validate the model, and 100 ICF-RS data were used to test the predictive performance of the models. According to the cross-validation results, the AUC of body functions dimension, activities dimension, participation dimension and overall ICF-RS functional classification model were 89.00%、92.00%、87.00% and 87.00%; ACC were 75.19%, 78.10%, 72.91% and 73.53%; F1 were 73.68%、97.04%、69.28% and 58.95%, respectively. After the models were established, 100 ICF-RS data required for model testing were input into the models. ROC curves of all models were good and AUC were 89.04%, 91.81%, 86.85%, 86.89%; ACC were 64.00%, 72.00%, 61.00%, 65.00%; F1 were 48.30%, 59.95%, 64.06%, 49.35%, respectively.

**Conclusion:** The ICF-RS and three dimensions functional classification model based on neural network have good accuracy and high predictive value. The models have good clinical application value.

**Author's address** The Second Affiliated Hospital of Guangzhou University of Chinese Medicine, Guangzhou, 510120

**Key word** ICF rehabilitation set; machine learning; neural network; functional classification

国际功能、残疾与健康分类(International Classification of Functioning, Disability and Health, ICF)是由世界卫生组织(WHO)2001年颁布的国际公认的描述功能和健康统一的理论框架和分类体系<sup>[1]</sup>;其中“ICF康复组合(ICF Rehabilitation Set, ICF-RS)”是近年来康复实践中全面实施ICF的重要工具之一<sup>[2]</sup>。针对ICF-RS部分类目定义模糊、缺乏评定标准的问题,国内学者研制了ICF-RS评定量化标准并作为中国康复医学会团体标准发布<sup>[3-5]</sup>。文献报告该标准具有良好的信度和效度<sup>[6]</sup>,且基于该量化标准开发的ICF-RS APP正在临床广泛使用<sup>[7-10]</sup>。但ICF-RS在评定结果中仍采用ICF限定值作为功能障碍程度的评定标准。ICF的每个限定值(0—4)有一个对应的百分比(等级),分别为限定值0对应1%—4%,限定值1对应5%—24%,限定值2对应25%—49%,限定值3对应50%—95%,限定值4对应96%—100%<sup>[11]</sup>。这种限定值不等距的对应关系造成了此类数据不能直接相加汇总,导致ICF-RS只能获得单个类目的评估结果,无法对各个维度(身体功能、活动、参与)及整体的功能情况进行分析和解读。

针对该问题,课题组借助人工智能的方法建立了各维度及整体ICF-RS功能分级的算法模型,将类目的限定值直接映射到各个维度或整体的功能等级上,从而获得各维度及整体的功能等级评定结果。本研究根据多中心医疗机构收集到的各类康复患者ICF-RS评定量化标准的数据,通过多次交叉验证选择最佳隐藏节点数等机器学习方法构建算法模型,旨在选择最佳模型并验证模型的临床预测性能,为解决ICF-RS临床应用的瓶颈问题提供新的方法。本文将初步研究结果报告如下。

## 1 资料与方法

本研究经过中山大学孙逸仙纪念医院伦理委员会批准(审批号:SYSEC-KY-KS-2021-320)。

### 1.1 临床资料的纳入

资料来源及抽样方法:本研究的目的是建立适用于需要康复人群的功能状态等级评价标准体系,因此,抽样方法参考文献中高焱等利用ICF-RS评定量化标准采集不同康复人群数据的比例<sup>[12]</sup>并结合康复医学科医师、治疗师的意见,将各康复人群所占比例划分为神经系统疾患40%、肌肉骨骼系统疾患

20%、循环系统疾患 15%、呼吸系统疾患 15%、其它疾患 10%。从参加过 ICF-RS 评定量化标准培训班的学员数据库中抽取 6 家已开展 ICF-RS 临床应用且有前期合作基础的医疗机构,兼顾公立和社会办医疗机构(中山大学孙逸仙纪念医院、广东三九脑科医院、广东祈福医院、广东省工伤康复医院、厦门市第五医院、华中科技大学协和深圳医院)进行 ICF-RS 评估及数据收集。患者纳入标准:①疾病诊断明确;②年龄 $\geq 18$ 岁;③神志清楚、具有认知能力(简易智力测试(abbreviated mental test, AMT) $\geq 6$ 分),能够配合完成评定;④具有言语交流能力,能够回答问题,如不能进行言语交流则需要具备一定读写能力,能够阅读题目文字并回答。

排除标准:病情危重,生命体征尚未平稳的患者。

## 1.2 ICF-RS 评定方法

**1.2.1 研究工具:**以中国康复医学会团体标准《国际功能、残疾和健康分类康复组合(ICF-RS)评定标准》作为研究工具对患者进行功能状态的评估<sup>[3-5]</sup>。收集资料包括社会人口学资料、AMT 评分、ICF-RS 类目限定值及三个维度(身体功能、活动、参与)和整体功能状态的等级结果。

**1.2.2 评定方法:**参加本研究的每个医疗机构康复医学科指定 3 名参加过 ICF-RS 评定量化标准培训的专业人员组成评估小组,评估前先向患者解释研究目的,进行 AMT 评估,AMT 分值 $\geq 6$ 分的患者签署知情同意后进入 ICF-RS 评估。每次评估由 3 位评估者同时对 1 名患者(3:1)进行 ICF-RS 评估。采用功能检查及问卷调查相结合的方式收集 ICF-RS 功能状态分级调查表 30 条类目的限定值结果(限定值 0:正常、限定值 1:轻度问题、限定值 2:中度问题、限定值 3:重度问题、限定值 4:完全有问题、限定值 8:“未特指”代表缺少足够的信息内容描述问题的严重程度、限定值 9:“不适用”代表类目不适用于被评定对象)。同时,分别在结束每个维度(身体功能、活动、参与)及整体 30 条类目评估后即刻,评估小组 3 位评定员根据自身的临床经验对患者的功能状态等级做出判断。

**1.2.3 功能等级划分:**ICF 及 ICF-RS 对于单个类目功能等级的划分为正常、轻度问题、中度问题、重度

问题及完全有问题。由于在我国临床实践的功能评价中很少用到“完全有问题”这一概念,经专家讨论在功能等级的设置上,本研究将“完全有问题”归类到“重度问题”。因此本研究对于各维度及整体功能状态的等级划分为以下 2 大类 3 小类共 4 个等级:分别为功能正常、功能异常(障碍),后者进一步分为轻度、中度、重度障碍。

**1.2.4 评定小组组成:**评定小组的 3 名专家分别为 1 名康复医师、1 名物理治疗师(physical therapist, PT)、1 名作业治疗师(occupational therapist, OT)。

评定专家的纳入标准:①职称:中级及以上,初级则需要具备 5 年及以上康复临床工作经历;②康复临床工作经历 $\geq 5$ 年;③参加过 ICF-RS 量化标准临床应用培训并熟悉其应用。

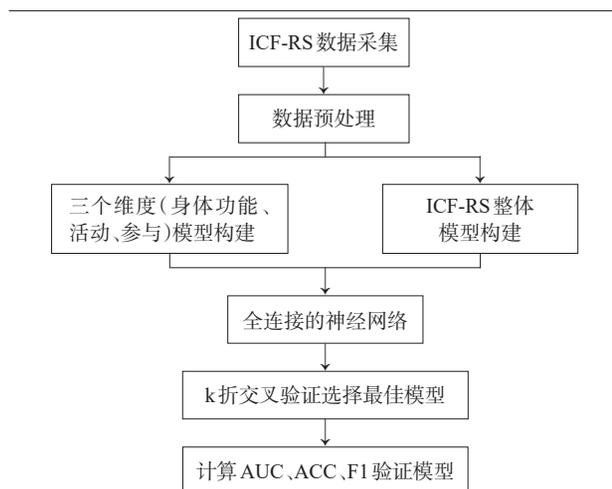
## 1.3 功能分级算法模型构建及验证

本研究的功能分级算法模型构建及验证流程图见图 1。

**1.3.1 数据预处理:**由于是三位专家评估一位患者,存在结果不一致性的可能,因此,本研究对专家评估结论出现差异的情况制定出下列应对规则:①出现两种测评结果,比例为 2:1,选择测评结果的众数作为最终结果;②出现三种测评结果,比例为 1:1:1,需三名专家说明选择理由并尝试得到一致的结果,如仍出现三种测评结果,则采用均数作为最终结果(本研究未出现此种情况)。限定值 8 和 9 按照缺失值对待。如单个样本类目缺失值大于 10%则剔除该样本。

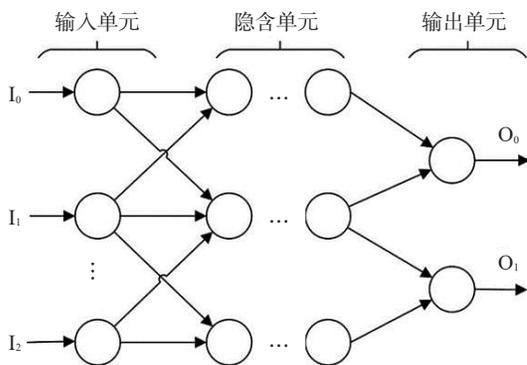
**1.3.2 模型构建及验证方法:**基于收集到的数据通

图 1 模型构建流程图



过神经网络算法构建模型:采用多层感知器。身体功能维度、活动维度、参与维度及ICF-RS整体功能分级算法模型采用全连接的架构分别建模(图2)。以类目限定值作为模型的输入端,以功能等级作为模型的输出端,中间的隐含层的层数和各层节点数作为超参数。本文设置了(1,2,3)的神经网络层数,以及(8,16,32,64,128,256,512,1024)的节点数。然后将以上两两组合构建模型,借助k(k=10)折交叉验证法通过实验训练并验证模型,以ACC作为评判依据,保存交叉验证准确率ACC(accuracy)结果最高的模型,并计算ROC曲线下面积(area under ROC curve, AUC)和F1分数(F1-score)综合验证模型。

图2 神经网络结构示意图



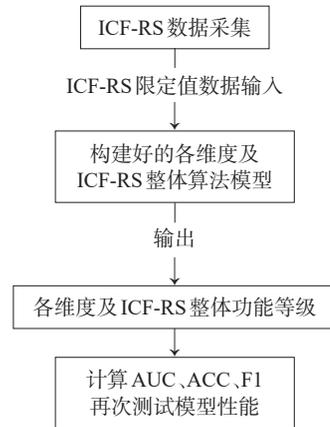
1.4 模型构建后的预测性能测试

模型构建后其预测性能测试流程图见图3。

1.4.1 模型构建后的临床再测试:模型建立及建立后的算法验证后,需要再次测试已经构建的模型性能。测试方法通过便利抽样抽取了2022年1月在运城市第三医院康复医学科、神经内科、血液病科、老年病科住院治疗的100例患者,收集这些患者的ICF-RS评定量化标准数据,再纳入已经构建的算法模型,以进一步测试模式的性能。患者纳入标准同1.1中的患者纳入标准。

1.4.2 研究方法:模型测试资料采用专家和患者一对一(1:1)的方式进行ICF-RS评定量化标准类目、各维度及整体功能等级的评估及资料收集。研究工具、评定方法、功能等级划分、评定专家同1.2 ICF-RS评定方法。

图3 模型构建后的测试流程图



1.4.3 模型临床测试方法及指标:将收集到的100例样本输入到已经建立的身体功能、活动、参与及ICF-RS评定量化标准整体功能分级模型。通过受试者工作特征曲线[receiver operating characteristic (ROC) curve]及AUC、ACC、F1对模型进行测试。

2 结果

2.1 各研究中心收集的数据汇总

2021年7—12月,从参加本研究的6家医疗机构康复医学科的住院患者中收集构建模型需要的数据,其中中山大学孙逸仙纪念医院收集数据113例、广东三九脑科医院收集数据110例、厦门市第五医院收集数据85例、广东祈福医院收集数据83例、广东省工伤康复医院收集数据60例、华中科技大学协和深圳医院收集数据38例,合计收集489例数据,其中5例数据因类目缺失值高于10%而予以剔除,最终有效数据484例。2022年1月在运城市第三医院收集建模后测试模型所需要的数据100例,其中神经系统疾患49例,心肺系统疾患10例,肌肉骨骼系统疾患20例,血液系统疾患15例,其他6例。各研究中心收集数据详细情况见表1。

2.2 ICF-RS 评定量化标准各维度及整体功能等级频数分布

本研究所收集到的484例用于构建及验证模型的患者数据中,各维度及整体的功能等级在轻度功能障碍分布最多,其次为中度功能障碍,重度功能障碍及正常均分布较少(表2)。本研究所收集到的100例用于临床再测试模型性能的患者数据中,各

维度及整体的功能等级在正常分布极少,分布最多的为轻度功能障碍,在中度及重度功能障碍均分布相对较少(表3)。

### 2.3 ICF-RS 评定量化标准各维度及整体功能分级算法模型验证及测试结果

在模型构建及验证阶段,ICF-RS 评定量化标准的身体功能维度、活动维度、参与维度及整体功能分级算法模型的AUC分别是89.00%、92.00%、87.00%和87.00%,ACC分别是75.19%、78.10%、72.91%和73.53%,F1分别是73.68%、77.04%、69.28%、58.95。在临床再测试阶段,ICF-RS 评定量化标准的身体功能维度、活动维度、参与维度及整体功能分级算法模型的AUC分别是89.04%、91.81%、86.85%、86.89%,ACC分别是64.00%、72.00%、61.00%、65.00%,F1分别是48.30%、59.95%、64.06%、49.35%(表4)。通过对比模型构建验证阶段及临床测试阶段各算法模型性能指标发现,模型构建验证阶段各模型ACC、AUC、F1指标结果均好于临床测试阶

表4 各功能分级算法模型构建验证阶段及临床测试阶段性能比较 (%)

性能指标	AUC		ACC		F1	
	构建验证阶段	临床测试阶段	构建验证阶段	临床测试阶段	构建验证阶段	临床测试阶段
身体功能维度算法模型	89.00	89.04	75.19	64.00	73.68	48.30
活动维度算法模型	92.00	91.81	78.10	72.00	77.04	59.95
参与维度算法模型	87.00	86.85	72.91	61.00	69.28	64.06
ICF-RS整体算法模型	87.00	86.89	73.53	65.00	58.95	49.35

注:AUC:ROC曲线下面积;ACC:预测准确率;F1:F1分数;ICF-RS:ICF康复组合。

段。临床测试阶段的各算法模型AUC对应的ROC曲线参照图4。

### 3 讨论

#### 3.1 神经网络算法为获得ICF-RS 评定量化标准整体功能等级结果提供了一种新的途径

目前我国康复质量控制体系正在建设中,其主要目标之一是监测康复医疗服务过程中患者功能水平的变化情况<sup>[13]</sup>。ICF-RS 可对不同健康状况、环境、文化背景下人群的功能状况进行描述和测量,可以分析患者存在的问题,帮助制定康复目标和治疗方案、评价治疗前后康复疗效,从而提高医疗服务质量,是较为理想的用于评估康复功能的工具<sup>[14]</sup>。但由于ICF-RS 限定值存在不等距的问题,导致限定值无法汇总,无法利用ICF-RS 评价患者的整体功能水平,是ICF-RS 临床应用的最大难点<sup>[15]</sup>。

机器学习算法有众多优势<sup>[16]</sup>:①深度机器学习的算法可以更高效地处理小样本量的临床数据,获得更高的预测准确率。②机器学习算法可以更宽容地处理统计学上和数据结构上高异质性的数据,效果更稳健。本研究之所以采用机器学习领域的神经网络方法构建预测模型,是由问题本质和方法特点两方面因素决定的。就问题本质而言,无论是整体功能等级预测还是三个维度等级预测,其本质都是将若干个输入数据(类目数据,有序但不可加和)映射到一个输出变量(等级结果,有序但不可加和),一般的机器学习方法都会先假设输入和输出之间服从某种函数形式,再去求解函数的参数,这可能会因为

表1 各合作研究中心收集数据情况汇总 (例)

	神经系统	肌骨系统	循环系统	呼吸系统	其他	合计
中山大学孙逸仙纪念医院	45	25	17	17	9	113
广东三九脑科医院	60	22	11	13	4	110
厦门市第五医院	34	17	13	12	9	85
广东祈福医院	33	16	12	11	11	83
广东省工伤康复医院	6	40	0	0	14	60
华中科技大学协和深圳医院	15	8	5	5	5	38
合计	193	128	58	58	52	489

注:此表格为供构建模型所用数据的分布情况汇总。

表2 构建模型的ICF-RS 数据在各维度及整体功能等级频数分布 [n=484(%)]

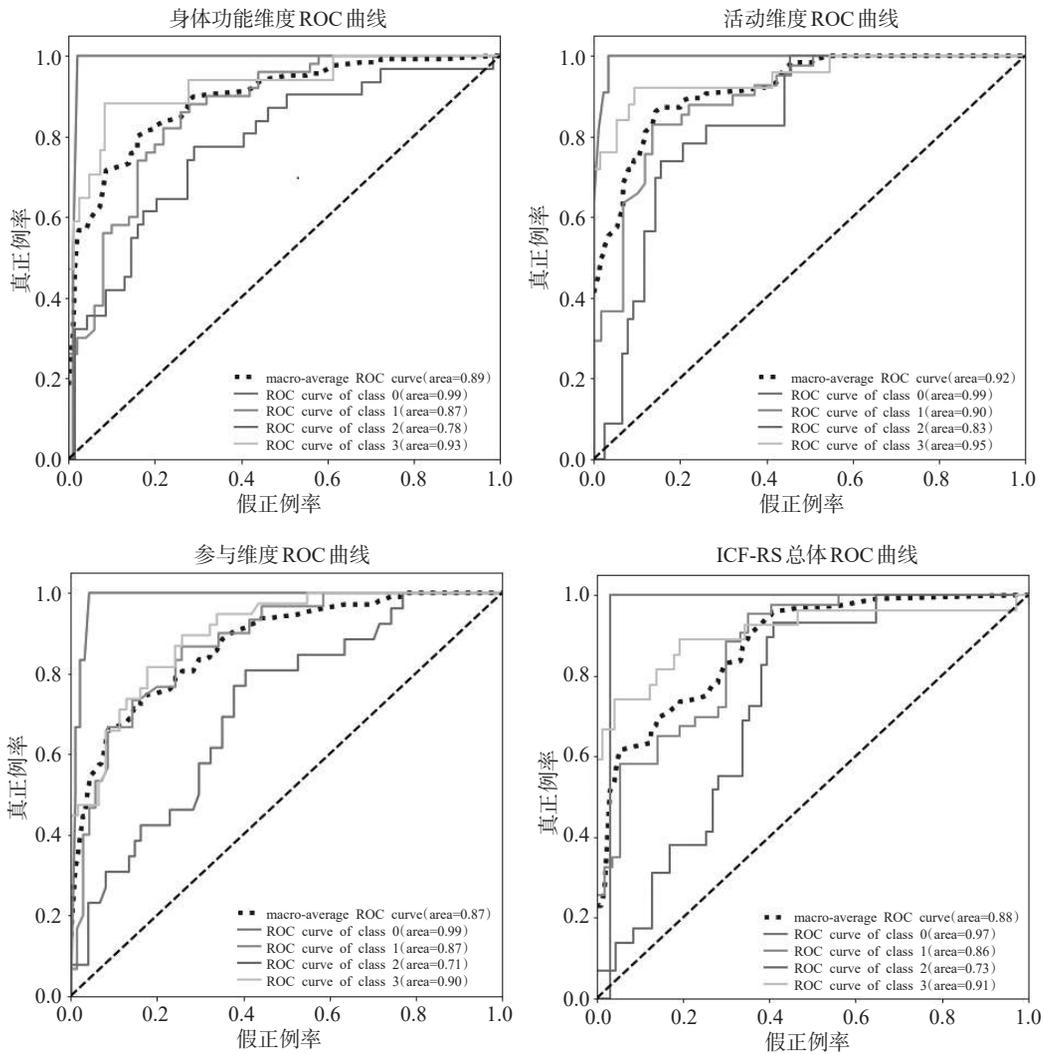
	身体功能维度	活动维度	参与维度	ICF-RS 总体
正常	26(5.37)	80(16.53)	45(9.30)	26(5.37)
轻度功能障碍	246(50.83)	213(44.01)	217(44.83)	239(49.38)
中度功能障碍	174(35.95)	118(24.38)	165(34.09)	153(31.61)
重度功能障碍	38(7.85)	73(15.08)	57(11.78)	66(13.64)

表3 测试模型性能的ICF-RS 数据在各维度及整体功能等级频数分布 [n=100,%]

	身体功能维度	活动维度	参与维度	ICF-RS 总体
正常	2(2.00)	11(11.00)	6(6.00)	1(1.00)
轻度功能障碍	50(50.00)	41(41.00)	30(30.00)	43(43.00)
中度功能障碍	31(31.00)	23(23.00)	26(26.00)	29(29.00)
重度功能障碍	17(17.00)	25(25.00)	38(38.00)	27(27.00)

注:由于n=100,因此表中数字与百分比相同。

图4 身体功能、活动、参与三个维度及总体ICF-RS模型ROC曲线



注: class 0: 功能正常, class 1: 轻度功能异常(障碍), class 2: 中度功能异常(障碍), class 3: 重度功能异常(障碍)。

前提假设不合理而导致结果难以收敛。就神经网络方法而言,它是通过在输入和输出之间构建一个网络,通过网络实现输入到输出的映射,只要网络层数和每层节点数达到一定的规模,网络可以实现对任何函数关系(含线性和非线性)的充分逼近,这在很大程度上降低了建模的难度。

### 3.2 神经网络算法模型架构的选择及预测性能

由于身体功能维度、活动维度、参与维度内部没有子维度,在此三个维度的等级算法模型的构建上,本研究采用全连接的神经网络架构。ICF-RS 整体包含身体功能、活动、参与三个维度,但各自维度内的类目也可能会对其他维度造成影响,如活动维度

的类目 d240 控制应激和其他心理需求,此条类目可能会对身体功能或者参与维度造成影响。因此,本研究采用全连接神经网络架构构建 ICF-RS 整体功能分级算法模型。同时,各模型通过设置不同的隐藏层节点数,进行多次试验,最终通过 k 折交叉验证法检验模型。

在机器学习中,对于算法模型性能的度量常选用多个指标<sup>[17]</sup>。本研究中,采用 AUC、ACC、F1 三个指标来判断模型的性能。AUC 是 ROC 曲线所覆盖的区域面积, AUC 越大,模型(分类器)分类效果越好<sup>[18-19]</sup>。AUC 的取值范围在 0 和 1 之间,当 AUC=0.5,则模型预测结果跟随机猜测一样(例:丢铜板),

模型没有预测价值。当AUC=1,则模型是完美的分类器,但几乎所有预测的场合都不存在完美分类器。当 $0.5 < \text{AUC} < 1$ ,模型预测结果优于随机猜测,其AUC越接近1,模型预测性能越好。AUC的核心是希望训练一个尽量不误报的模型,可以理解为其数值越高则模型误报的比例越低。本研究属于医学类研究,在对功能等级进行预测时,我们不希望对患者的功能等级进行误报,导致对其治疗产生影响,因此本研究更倾向于更高的AUC。本研究在模型构建验证阶段,4个模型的AUC值均接近或高于90%,可见本研究构建的4个模型均有较好预测性能。而F1的核心是更希望训练出一个不放过任何一种可能的模型,更适用于需要防止漏检或漏报的模型。ACC也是分类问题中最常用的指标,它计算了分类正确的预测数与总预测数的比值,但对于不平衡的数据集,ACC不能很好地反映模型的性能。因此本研究中,我们将F1和ACC作为模型性能评价的辅助指标。根据研究结果可看到,构建验证阶段4个模型的F1值也大多接近或高于70%,ACC平均值为75.16%,其中活动维度模型预测ACC最高为78.10%。可见4个模型的F1和ACC指标结果虽不如AUC,但仍在较高的范围内。综上,本研究构建的算法模型性能良好,在功能等级的预测上具有重要的参考价值。

但本研究很难与同类问题的解决方法进行比较,因为机器学习方法应用于医学的研究更多聚焦于对临床诊断的辅助决策,如是否患病、死亡等二分类结局的研究<sup>[20-21]</sup>,尚未见对功能进行多分类等级制预测的相关研究。而通过文献查阅,仅有少数对功能进行预测的研究,如Fang等采用神经网络、Logistic回归、随机森林等多种机器学习算法预测中国老年人群功能状态的研究中对功能的评价采用分数制,最终各模型计算得出的ACC在60.6%—69.9%<sup>[22]</sup>。其结果并未高于本研究的ACC结果。

### 3.3 算法模型测试结果及不足分析

除了上述通过交叉验证方法对模型进行验证外,还需要收集数据对模型进行测试,从而计算模型的性能。本研究在模型构建后另收集100例ICF-RS数据输入模型预测等级结果,通过计算AUC、ACC、F1等指标分析了模型的性能。在临床测试阶段,本

研究的4个模型的AUC均在85%以上,最高达到91.81%,且与模型构建验证阶段的AUC结果相差无几,可见各模型均具有良好的预测性能。而4个模型的ACC、F1值均普遍低于模型构建验证阶段的相同指标的结果,考虑原因可能为以下几点:①临床再次收集的100例样本数据量较小,且根据表3可见数据分布不够均衡,导致不能较好的拟合模型,预测性能下降;②模型训练时出现过拟合现象,训练的模型泛化能力尚不足;③所收集的100例数据未采用多对一(多名专家共同评价一个患者功能情况)的方式进行评价,导致评估结果客观性降低,不能良好的拟合模型。这也是本研究存在的不足之处,也将在后续研究中通过增加样本量、改善评定方式等进一步解决此问题。

综上,本研究首次采用神经网络构建了ICF-RS评定量化标准身体功能维度、活动维度、参与维度及整体的功能分级算法4个模型,且4个模型均具有良好的预测性能,模型的预测价值和应用价值是值得肯定的。本研究也是对ICF-RS评定量化标准的应用以及限定值进行功能等级转化的首创性尝试,为今后解决ICF-RS评定量化标准无各维度及整体功能判定结果这一瓶颈问题和ICF的应用提供非常有益的借鉴和新的研究方向。

### 参考文献

- [1] Stucki G. International Classification of Functioning, Disability, and Health (ICF): A promising framework and classification for rehabilitation medicine[J]. American Journal of Physical Medicine & Rehabilitation, 2001,84(10):733—740.
- [2] Rodinger BP, Cieza A, Oberhauser C, et al. Toward the International Classification of Functioning, Disability and Health (ICF) Rehabilitation Set: A minimal generic set of domains for rehabilitation as a health strategy[J]. Arch Phys Med Rehabil, 2016,97(6): 875—884.
- [3] 燕铁斌,高焱,章马兰,等.《国际功能、残疾和健康分类·康复组合》评定量化标准(一)[J]. 康复学报, 2018,28(4): 1—7.
- [4] 燕铁斌,高焱,章马兰,等.《国际功能、残疾和健康分类·康复组合》评定量化标准(二)[J]. 康复学报, 2018,28(5): 5—9.
- [5] 中国康复医学会. 关于发布《国际功能、残疾和健康分类·康复组合(ICF-RS)评定标准》的通知[EB/OL][J]. 2020 <https://www.carm.org.cn/cms/view/2761.html>.
- [6] 高焱,燕铁斌,尤黎明,等.《国际功能、残疾和健康分类·康复组合》在非急性期患者中使用的信度与效度分析[J]. 中国康复医学杂志, 2019,34(10): 1193—1198.
- [7] Zhang M, Yu J, Shen W, et al. A mobile APP implement-

(下转第1370页)